COMPRESIÓN DINÁMICA DE LA PERICIA

Inteligencia artificial, desacoplamiento entre competencia y producto y devaluación del trabajo cognitivo

Xema Gatnau

Resumen

La inteligencia artificial generativa permite que individuos con capacidades, formación y experiencia muy diferentes produzcan resultados de calidad crecientemente semejante. La literatura reciente ha documentado mejoras especialmente elevadas entre trabajadores noveles y estudiantes de menor rendimiento, compresión de las distribuciones de productividad y calificaciones, y una disminución de la capacidad de los productos académicos para señalar las competencias subyacentes de sus autores. Sin embargo, estos fenómenos suelen estudiarse estáticamente, observando el efecto de una tecnología determinada sobre una población ya formada.

Este artículo propone una teoría de la compresión dinámica de la pericia. El modelo integra dos procesos temporales simultáneos. Por una parte, la inteligencia artificial mejora y asume progresivamente no solo la ejecución de tareas, sino también la formulación de problemas, la contextualización, la verificación y la corrección que inicialmente protegían la ventaja del experto. Por otra, las nuevas cohortes se forman utilizando sistemas cada vez más capaces, lo que puede reducir la práctica autónoma necesaria para desarrollar determinadas competencias internas. La interacción entre ambos procesos produce un desacoplamiento creciente entre la calidad observable del producto y la capacidad que el individuo puede demostrar sin asistencia.

La teoría predice una compresión sucesiva entre estudiantes de diferente nivel, entre especialistas y generalistas y, finalmente, entre expertos y no expertos en una parte creciente de las tareas cognitivas. No sostiene que desaparezcan todas las diferencias de conocimiento, sino que estas pueden dejar de traducirse en diferencias visibles, escasas y económicamente remunerables. La experiencia conservaría un valor especial en problemas nuevos, ambiguos, excepcionales o de elevada responsabilidad, pero perdería valor relativo en la producción cognitiva ordinaria. Se presentan un modelo formal, hipótesis contrastables, condiciones de frontera y una agenda empírica destinada a distinguir entre mejora productiva, aprendizaje interno, rendimiento prestado y valor de señal.

Palabras clave: inteligencia artificial generativa; experiencia; capital humano; educación superior; señalización; descualificación; externalización cognitiva; productividad; generalistas; automatización.

Clasificación JEL: I23, J24, O33, D83.

1. Introducción

La introducción generalizada de inteligencia artificial generativa en la educación y el trabajo cognitivo está alterando una relación que durante mucho tiempo pudo darse aproximadamente por supuesta: la relación entre lo que una persona sabe y la calidad del producto que es capaz de entregar.

Un trabajo académico excelente, un informe técnicamente sólido o una respuesta profesional bien argumentada funcionaban como indicadores imperfectos, pero razonablemente informativos, de la competencia de quien los había elaborado. La persona podía consultar libros, bases de datos y otros instrumentos, pero la selección, estructuración, integración, redacción y verificación del resultado dependían en gran medida de capacidades que debía poseer internamente.

La inteligencia artificial modifica esta relación. Un individuo puede producir un resultado que incorpora conocimientos, operaciones y formas de razonamiento que no sería capaz de reproducir autónomamente. El producto no es necesariamente falso ni fraudulento. Puede ser correcto, útil e incluso superior al que habría producido una persona más competente sin asistencia. Sin embargo, la calidad del producto deja de constituir una medida directa de la competencia interna de su autor.

Ya existe evidencia de esta compresión. En atención al cliente, la asistencia generativa produjo las mayores mejoras entre los trabajadores menos experimentados y de menor rendimiento, mientras que los trabajadores inicialmente mejores obtuvieron beneficios menores. Los autores interpretan que la herramienta difundía entre los noveles prácticas previamente concentradas en los trabajadores más capaces.

En educación superior, Hausman, Rigbi y Weisburd encuentran que la disponibilidad de IA elevó especialmente las calificaciones de los estudiantes de menor rendimiento, comprimió su distribución y redujo el valor informativo de las notas para los empleadores. También distinguen entre la adquisición de capital humano específicamente relacionado con la IA y una posible pérdida de capital humano tradicional.

En un experimento aleatorizado con adultos de distinto nivel educativo, Cruces, Fernández Meijide, Galiani, Gálvez y Lombardi encontraron que la brecha de rendimiento entre personas con mayor y menor educación se reducía aproximadamente en tres cuartas partes al utilizar IA. Esta igualdad asistida no implicaba, sin embargo, que hubieran desaparecido las diferencias de capacidad subyacente.

Estos resultados describen una compresión contemporánea del rendimiento. El presente artículo plantea una cuestión adicional: ¿qué ocurre cuando la tecnología sigue mejorando y, simultáneamente, las siguientes generaciones de estudiantes y profesionales se forman mediante una dependencia creciente de esa misma tecnología?

La respuesta propuesta es que la compresión puede volverse dinámica y recursiva. La IA reduce hoy la diferencia observable entre usuarios con distintas capacidades. Esa reducción puede modificar mañana los incentivos para adquirir conocimiento, las prácticas formativas, el valor de las credenciales y la propia capacidad autónoma de las nuevas generaciones. A su vez, una población menos entrenada internamente dependerá todavía más de la asistencia artificial.

El resultado posible no es solamente que los individuos menos preparados asciendan productivamente. Puede producirse una doble convergencia:

1. una convergencia ascendente de los productos, porque los usuarios menos competentes reciben una asistencia cada vez más completa;
2. una convergencia descendente de la autonomía, porque incluso los mejores miembros de nuevas cohortes pueden practicar y desarrollar menos algunas capacidades internas.

Esta teoría no presupone que todos los individuos terminen poseyendo el mismo conocimiento. Sostiene algo distinto: que personas con conocimientos muy diferentes

pueden acabar produciendo resultados suficientemente semejantes como para que la diferencia de conocimientos deje de ser visible, escasa o económicamente relevante.

> *La IA no necesita eliminar la experiencia para devaluarla. Puede bastarle con reducir su contribución marginal observable al resultado.*

En este punto actúan, sin embargo, dos fuerzas contrapuestas. Por una parte, la automatización puede dificultar la adquisición de la primera experiencia del becario o del novato al eliminar precisamente las tareas iniciales mediante las cuales aprendía el oficio. La falta de práctica y de modelos mentales propios reduce entonces su capacidad para discriminar entre una respuesta meramente plausible y una respuesta correcta, y para detectar los errores de la propia inteligencia artificial. Por otra parte, una IA progresivamente mejor puede interpretar con mayor precisión lo que busca el principiante, guiarlo hacia resultados antes reservados al experto y actuar como tutor: explicar procedimientos, señalar errores, proponer verificaciones y acelerar la adquisición de criterio. La IA puede, por tanto, debilitar la vía tradicional de formación de la pericia y, al mismo tiempo, abrir una vía nueva de aprendizaje asistido. El resultado dependerá de si la tecnología sustituye la experiencia o contribuye deliberadamente a construirla.

2. Distinciones conceptuales

2.1. Competencia interna

La competencia interna es el conjunto de conocimientos, modelos mentales, habilidades y criterios que una persona puede movilizar sin recibir de un sistema externo la parte sustantiva de la solución.

No exige trabajar sin ninguna herramienta. Un profesional competente puede consultar legislación, manuales, calculadoras o bases de datos. La diferencia es que conserva capacidad suficiente para:

- comprender el problema;
- seleccionar el procedimiento pertinente;
- reconocer los elementos relevantes;
- evaluar la coherencia del resultado;
- explicar sus fundamentos;
- detectar errores sustantivos;
- intervenir cuando el procedimiento ordinario falla.

La competencia interna se aproxima mediante exámenes presenciales sin asistencia generativa, defensas orales, resolución de problemas nuevos, ejercicios de transferencia y pruebas demoradas de retención.

2.2. Rendimiento autónomo

El rendimiento autónomo es la calidad que alcanza el individuo cuando la contribución generativa externa se restringe sustancialmente.

No constituye una medida perfecta de inteligencia ni de conocimiento. Está afectado por el tiempo, la ansiedad, la memoria y el tipo de evaluación. No obstante, permite observar una dimensión que el producto asistido puede ocultar: aquello que permanece cuando la infraestructura deja de proporcionar la solución.

2.3. Rendimiento asistido

El rendimiento asistido es la calidad del producto obtenido mediante la combinación de competencia humana, capacidad de la IA y calidad de la interacción entre ambas.

Puede superar ampliamente el rendimiento autónomo. Este incremento es productivamente real: un documento mejor sigue siendo mejor aunque parte de su calidad proceda de una máquina. Sin embargo, no puede atribuirse automáticamente al capital humano del usuario.

2.4. Rendimiento prestado

Se denomina rendimiento prestado a la parte de la capacidad productiva que el individuo puede utilizar, pero no reproducir ni justificar autónomamente.

El término no tiene una connotación necesariamente peyorativa. Las sociedades siempre han utilizado conocimientos externalizados. La escritura, las tablas matemáticas, las bibliotecas, los motores de búsqueda y el software constituyen formas de externalización cognitiva. La psicología ha estudiado este fenómeno bajo el concepto de cognitive offloading: la reorganización de una tarea mediante recursos externos para reducir sus exigencias cognitivas internas.

La diferencia introducida por la IA generativa es de grado y posiblemente de naturaleza. La herramienta no se limita a almacenar o recuperar información. Puede estructurar el problema, proponer la respuesta, simular crítica, corregir el texto e integrar conocimientos procedentes de varias disciplinas.

2.5. Trabajo elaborado asistido

En este artículo se emplea trabajo elaborado asistido para designar informes, ensayos, proyectos, investigaciones y otras producciones que pueden realizarse durante un periodo amplio con acceso a IA.

Se evita la expresión inglesa deliberate work porque podría confundirse con la literatura sobre deliberate practice. El trabajo elaborado puede contener auténtica deliberación humana, pero también puede ser delegado en gran medida.

2.6. Prima de pericia

La prima de pericia es la diferencia de calidad, productividad, fiabilidad o remuneración atribuible a la experiencia de un individuo frente a otro menos especializado, manteniendo constante el acceso tecnológico.

La teoría no afirma que esta prima desaparezca necesariamente. Predice que disminuirá primero en tareas ordinarias situadas claramente dentro de la frontera de capacidad de la IA, mientras puede mantenerse o aumentar en tareas excepcionales, ambiguas o de alto riesgo.

3. Antecedentes y contribución

3.1. Externalización y automatización cognitiva

La externalización cognitiva precede a la inteligencia artificial. Risko y Gilbert muestran que los individuos modifican el entorno para reducir las exigencias internas de procesamiento y que la decisión de externalizar depende, entre otros factores, de la dificultad percibida y de las evaluaciones metacognitivas sobre las propias capacidades.

La automatización también ha generado históricamente problemas de conservación de habilidades. Bainbridge advirtió que, cuando el sistema realiza las operaciones ordinarias y reserva al humano las situaciones anormales, el operador puede perder precisamente la práctica que necesitaría para responder correctamente en esas situaciones excepcionales.

La IA generativa extiende esta ironía al trabajo intelectual. El usuario puede ser requerido para verificar un resultado cuya producción y fundamentos ha dejado de practicar.

3.2. Productividad y compresión

La evidencia inicial muestra efectos heterogéneos. En atención al cliente, Brynjolfsson, Li y Raymond observaron mejoras medias de productividad, concentradas sobre todo entre trabajadores noveles y de menor capacidad inicial. Los trabajadores más experimentados obtuvieron ganancias pequeñas y, en algunas medidas de calidad, incluso reducciones menores.

La compresión no es universal. El experimento con consultores de Dell’Acqua y colaboradores muestra una frontera tecnológica irregular: la IA puede mejorar el rendimiento cuando la tarea está dentro de sus capacidades y empeorarlo cuando el usuario confía en ella fuera de esa frontera.

En consecuencia, la relación entre IA y desigualdad de rendimiento depende de la tarea, del nivel del usuario, de la calidad del sistema y de la posibilidad de verificar el resultado.

3.3. Educación, aprendizaje y señalización

Las calificaciones y credenciales cumplen simultáneamente funciones de formación y señalización. En el modelo clásico de Spence, la educación puede servir para comunicar información sobre la productividad esperada del trabajador incluso cuando parte de su valor no procede directamente de una mejora productiva.

La IA puede debilitar esa función informativa. Si una nota refleja crecientemente la capacidad del sistema utilizado y no la competencia autónoma del estudiante, el empleador aprende menos sobre el candidato observando su expediente.

Hausman, Rigbi y Weisburd encuentran precisamente una elevación de notas concentrada en la parte inferior de la distribución, compresión de calificaciones y erosión de su valor señal.

La relación entre asistencia y aprendizaje, sin embargo, no es unidireccional. Shen y Tamkin encuentran en experimentos con programación que la delegación intensa puede perjudicar la comprensión conceptual, la lectura de código y la capacidad de depuración, aunque ciertos patrones de interacción cognitivamente comprometidos preservan el aprendizaje.

En sentido contrario, Lira y colaboradores muestran que la IA puede mejorar el aprendizaje cuando proporciona ejemplos personalizados de alta calidad, demostrando que la asistencia no implica inevitablemente descualificación.

> *La cuestión relevante no es, por tanto, si se utiliza IA, sino qué operaciones cognitivas sustituye y cuáles obliga a practicar.*

3.4. Brecha entre capacidad y comprensión

Lin y colaboradores denominan Capability–Comprehension Gap a la divergencia mediante la cual mejora el rendimiento asistido mientras se deterioran los modelos internos necesarios para explicar, verificar o intervenir.

Siu y Fok observan que los expertos desean delegar tareas repetitivas de búsqueda, pero prefieren conservar la síntesis y la interpretación complejas. También destacan la tensión entre reducir la carga cognitiva y mantener la práctica necesaria para desarrollar experiencia.

Estos conceptos son muy próximos al desacoplamiento tratado aquí. La contribución específica del presente modelo no consiste en descubrir que puede existir una distancia entre capacidad operativa y comprensión, sino en incorporarla a una trayectoria temporal que conecta:

- la mejora de la IA;
- la compresión entre usuarios;
- la formación de nuevas cohortes;
- la permeabilidad entre especialidades;
- la pérdida de valor informativo de los productos;
- y la evolución económica de la prima experta.

3.5. Especialistas y generalistas

Trabajos recientes han propuesto que la IA puede favorecer al generalista al reducir los costes de adquirir y coordinar capacidades especializadas bajo demanda.

Otros modelos sugieren una compresión condicional: la IA reduce diferencias entre usuarios que ya superan un umbral mínimo de conocimiento, pero puede beneficiar menos a quienes carecen de la capacidad necesaria para evaluar el resultado.

Esta observación es central. La convergencia no tiene por qué producirse de forma lineal. En una primera etapa, el experto puede utilizar mucho mejor la IA. Solo cuando el sistema automatiza parte de la formulación, contextualización y verificación, el umbral mínimo disminuye y la convergencia se extiende hacia usuarios menos competentes.

4. Modelo básico

Sea i un individuo, j una tarea y t un momento tecnológico.

Definimos:

- $C_{i,t}$: competencia interna del individuo;
- A_t: capacidad general de la IA disponible;
- $H_{i,t}$: competencia de interacción humano-IA;
- K_j: complejidad y especificidad de la tarea;
- V_j: verificabilidad de la tarea;
- R_j: coste o riesgo de un error;
- $U_{i,j,t}$: rendimiento autónomo;
- $Y_{i,j,t}$: rendimiento asistido.

El rendimiento autónomo puede expresarse como:

$$U_{i,j,t} = g(C_{i,t}, K_j) + \varepsilon_{i,j,t}$$

El rendimiento asistido sería:

$$Y_{i,j,t} = f(C_{i,t}, A_t, H_{i,t}, K_j, V_j) + \eta_{i,j,t}$$

En las primeras fases de adopción, la competencia interna y la competencia de interacción tienen un peso elevado. El experto obtiene mejores resultados porque sabe qué preguntar, qué información aportar, qué respuesta descartar y qué elementos verificar.

A medida que la IA mejora, puede asumir una parte creciente de esas operaciones. En tareas cubiertas por su frontera de capacidad:

$$\partial Y / \partial A > 0$$

y, como hipótesis dinámica:

$$\partial^2 Y / (\partial A \, \partial C) < 0$$

La segunda expresión indica que, a medida que aumenta la capacidad de la IA, disminuye la dependencia marginal del resultado respecto de la competencia interna humana.

4.1. Brecha de rendimiento

Definimos la brecha entre un usuario de alta competencia h y uno de baja competencia l:

$$\Delta^{A}_{j,t} = Y_{h,j,t} - Y_{l,j,t}$$

La hipótesis de compresión sostiene que, para tareas ordinarias incluidas progresivamente dentro de la frontera tecnológica:

$$\partial \Delta^{A}_{j,t} / \partial A_t < 0$$

Los dos usuarios pueden mejorar. La compresión no exige que el mejor empeore en términos absolutos. Basta con que el usuario inicialmente peor mejore más rápidamente o alcance antes un techo funcional de calidad.

4.2. Brecha entre producto y competencia

Para cada individuo:

$$B_{i,j,t} = Y_{i,j,t} - U_{i,j,t}$$

B representa la parte del rendimiento observable que desaparece o disminuye cuando se retira la asistencia.

Una brecha elevada no implica que el producto sea inútil. Indica que el producto es una medida deficiente de la competencia autónoma del individuo.

4.3. Formación dinámica de competencia

La competencia futura depende del aprendizaje y de la sustitución cognitiva:

$$C_{i,t+1} = C_{i,t} + L(E_{i,t}, A_t) - D(S_{i,t}, A_t)$$

donde:

- $E_{i,t}$ representa la interacción cognitivamente comprometida;
- $S_{i,t}$ representa la delegación sustitutiva;
- L es aprendizaje facilitado;
- D es depreciación o desarrollo no realizado.

La IA puede elevar L cuando actúa como tutor, proporciona retroalimentación o permite una práctica mejor adaptada. Puede elevar D cuando reemplaza operaciones que el estudiante necesitaba practicar para formar modelos mentales propios.

Por tanto, el efecto sobre la competencia interna es condicional, no tecnológicamente inevitable.

4.4. Valor de señal

Sea:

$$S_t = \mathrm{Corr}(Y_{i,t}, C_{i,t})$$

Cuando el producto asistido depende crecientemente de la IA y menos de la competencia del individuo:

$$\partial S_t / \partial A_t < 0$$

La calidad observable puede aumentar mientras disminuye su capacidad para informar sobre quién la produjo.

4.5. Síntesis gráfica: convergencia dual del producto y de la competencia

La Figura 1 resume visualmente el núcleo del modelo para cuatro niveles de formación: experto, universitario, bachiller y formación básica o ESO. Cada grupo conserva un color propio. La línea continua representa la competencia interna o autónoma; la línea punteada representa el producto final alcanzable con asistencia tecnológica. Por construcción, el producto asistido permanece por encima de la competencia autónoma de su propio grupo.

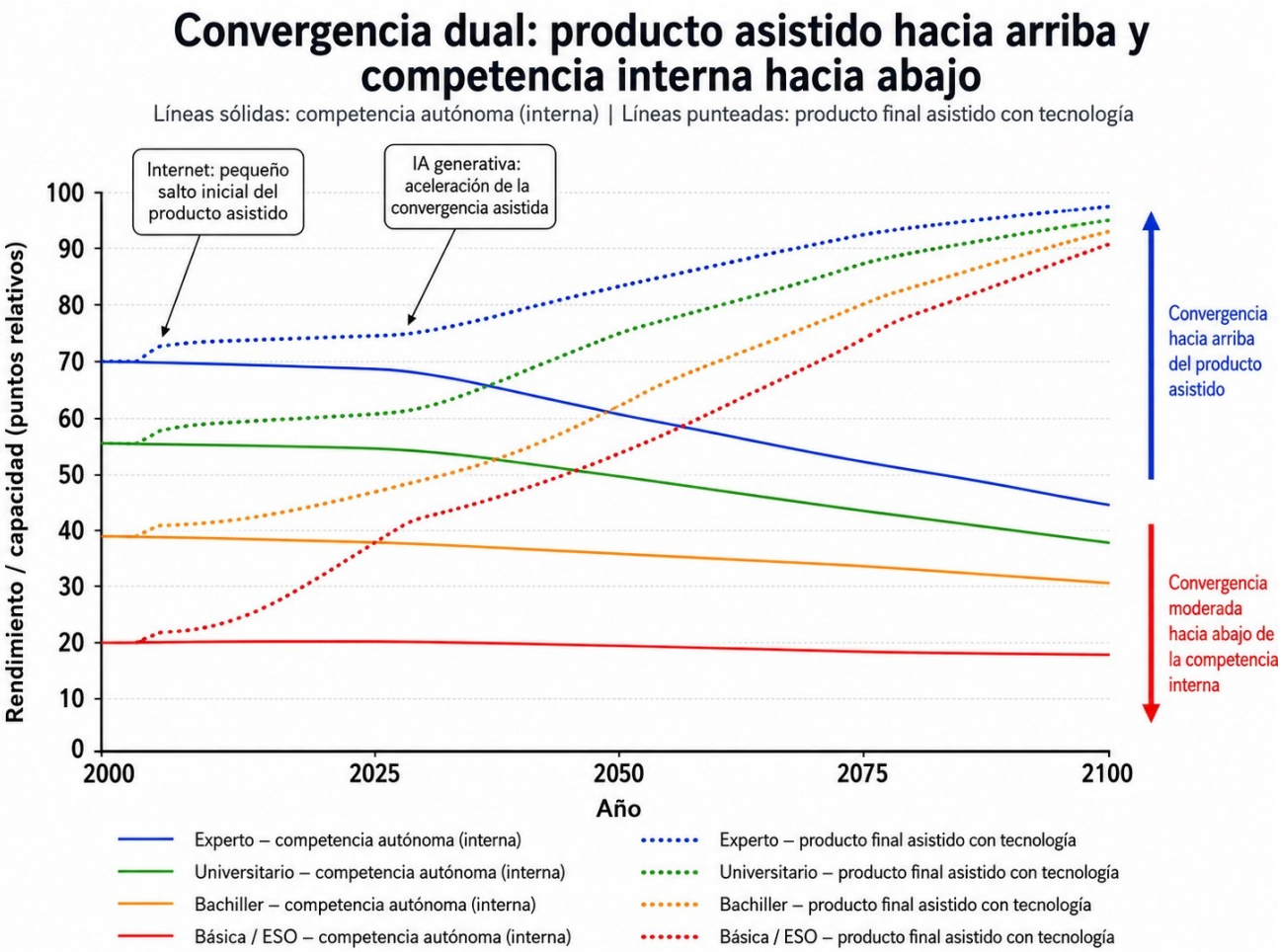

Figura 1. Convergencia dual: producto asistido hacia arriba y competencia interna hacia abajo. Elaboración propia.

En torno al año 2000, internet provoca un pequeño salto en las curvas punteadas al ampliar el acceso a información y herramientas. No produce, sin embargo, el mismo salto en las líneas continuas: el usuario todavía debe buscar, seleccionar, comprender y elaborar gran parte de la solución. A partir de 2023–2025, la IA generativa acelera el ascenso del producto asistido. Todos los grupos mejoran, pero los niveles inicialmente inferiores lo

hacen proporcionalmente más, de manera que las curvas punteadas convergen gradualmente hacia un nivel alto.

Las líneas continuas siguen una trayectoria distinta. Después de una etapa de relativa estabilidad, tienden a disminuir de forma moderada si la asistencia sustituye la práctica necesaria para adquirir y conservar las habilidades. La convergencia hacia abajo es menos intensa que la convergencia asistida hacia arriba: el experto continúa disponiendo de una competencia autónoma superior, pero la distancia se reduce.

El gráfico expresa, por tanto, un doble movimiento: mejora y compresión del producto final asistido, junto con posible erosión y compresión moderada de la competencia interna. Su resultado es un desacoplamiento creciente entre lo que una persona puede entregar con tecnología y lo que puede reproducir, explicar o verificar por sí misma. La convergencia visible del producto no equivale a una igualdad del conocimiento; muestra, precisamente, que el producto pierde capacidad para revelar la competencia subyacente.

> *La sociedad puede observar productos cada vez mejores y más parecidos, mientras las capacidades internas que los sostienen se vuelven menos visibles, relativamente menos valiosas y, bajo usos sustitutivos, potencialmente menos robustas.*

5. Las cuatro fases de la compresión dinámica

5.1. Fase I: complementariedad experta

La IA posee capacidades relevantes, pero es poco fiable y requiere dirección.

El experto conserva una ventaja importante porque:

- representa mejor el problema;
- conoce la terminología;
- proporciona contexto adecuado;
- descompone la tarea;
- detecta omisiones;
- reconoce resultados inverosímiles;
- distingue una respuesta plausible de una respuesta correcta.

En esta fase:

$$\text{Experto + IA} \gg \text{No especialista + IA}$$

La nueva tecnología puede incluso aumentar temporalmente la prima del experto, porque este es capaz de extraer un rendimiento que otros usuarios no alcanzan.

5.2. Fase II: elevación del suelo

La IA mejora la ejecución de tareas relativamente estandarizadas y eleva especialmente el rendimiento de quienes partían de una base inferior.

Los mejores usuarios también mejoran, pero pueden encontrarse más cerca del techo de calidad de la tarea. La diferencia absoluta o relativa se reduce:

$$\Delta^{A}{}_{t} \downarrow$$

Esta es la fase mejor documentada por la evidencia contemporánea.

La elevación del suelo no implica igualdad cognitiva. Puede haber una fuerte diferencia en exámenes sin asistencia, defensas orales o capacidad para transferir el conocimiento a problemas nuevos, pese a la semejanza de los trabajos entregados.

5.3. Fase III: automatización de la supervisión

En la tercera fase, la IA deja de ser únicamente una ejecutora y asume funciones que inicialmente exigían experiencia:

- solicita los datos que faltan;
- reformula instrucciones deficientes;
- comprueba consistencia interna;
- consulta fuentes;
- contrasta alternativas;
- señala incertidumbres;
- ejecuta procesos de crítica;
- adapta el resultado a normas profesionales;
- propone verificaciones;
- corrige iterativamente sus propias respuestas.

La pericia humana no pierde relevancia porque la máquina ejecute más, sino porque empieza a automatizar aquello que diferenciaba al experto como usuario de la máquina.

En esta fase:

$$\text{Experto} + \text{IA} \approx \text{Generalista competente} + \text{IA}$$

para un conjunto creciente de tareas ordinarias.

El generalista competente puede convertirse en el competidor más próximo del especialista. Posee razonamiento, cultura general, capacidad verbal y criterio transferible, mientras la IA le suministra con bajo coste parte del conocimiento específico del dominio.

5.4. Fase IV: desacoplamiento institucional

Cuando la calidad del producto deja de revelar suficientemente la competencia interna:

- las calificaciones pierden capacidad discriminatoria;
- los trabajos académicos pierden valor probatorio;
- las credenciales deben reinterpretarse;
- las empresas tienen más dificultades para inferir capacidades;
- la prima salarial por conocimiento ordinariamente reproducible disminuye;
- aumenta la importancia de pruebas supervisadas, reputación, responsabilidad y experiencia demostrada en situaciones reales.

En esta fase deben distinguirse dos mecanismos diferentes, aunque conectados. El primero es la menor necesidad o el menor valor relativo del aprendizaje: si la IA permite a usuarios menos competentes producir resultados próximos a los del experto, el conocimiento adicional aporta una ventaja marginal menor y pierde parte de su valor productivo, salarial y de señal. El segundo es el menor incentivo para aprender: cuando la remuneración y el reconocimiento del esfuerzo formativo disminuyen, también se reduce la disposición a estudiar intensivamente, practicar durante años y asumir los costes de adquirir una pericia profunda. La menor necesidad es un efecto tecnológico y productivo; el menor incentivo es un efecto económico e institucional.

Ambos mecanismos pueden reforzarse recursivamente: una menor prima de pericia reduce la inversión en estudio y experiencia; esa menor inversión produce menos expertos con competencia profunda; la falta de expertos aumenta la dependencia de la IA; y la mayor dependencia reduce todavía más la diferencia observable entre el experto y el no experto. La compresión del rendimiento puede así convertirse también en una compresión de los

incentivos para desarrollar las capacidades que, paradójicamente, siguen siendo necesarias para auditar y corregir el sistema.

> *La institución no puede seguir suponiendo que un producto excelente demuestra necesariamente que su autor comprende aquello que presenta.*

6. El efecto de cohorte

La aportación principal de la teoría es incorporar explícitamente el cambio generacional.

Los expertos actualmente activos adquirieron buena parte de su competencia antes de disponer de una IA capaz de producir resultados completos. Tuvieron que practicar operaciones que las nuevas cohortes pueden delegar desde el inicio:

- búsqueda y selección;
- estructuración de argumentos;
- cálculo;
- redacción;
- programación;
- diagnóstico preliminar;
- recuperación memorística;
- comparación de hipótesis;
- detección de inconsistencias.

Esto puede originar una asimetría entre cohortes.

Un graduado de una nueva generación puede producir mejores trabajos asistidos que un graduado anterior y, simultáneamente, mostrar menor rendimiento autónomo en ciertas pruebas internas.

La comparación relevante no es solo:

Estudiante excelente > Estudiante mediocre

También es:

Si el mejor graduado de una cohorte futura mantiene, supera o queda por debajo de la competencia autónoma del mejor graduado de una cohorte anterior.

cuando ambos son evaluados sin la infraestructura característica de su periodo formativo.

La hipótesis fuerte no es que los nuevos graduados sepan necesariamente menos en términos absolutos. Pueden desarrollar nuevas competencias, aprender más rápidamente y acceder a una amplitud intelectual antes imposible. La hipótesis es más delimitada:

> *Cuando la IA sustituye de manera sistemática una operación cognitiva durante la formación, la competencia autónoma asociada a esa operación tenderá a desarrollarse menos, salvo que el diseño educativo introduzca prácticas compensatorias.*

Esta posibilidad no debe confundirse con una conclusión necesaria. Las nuevas generaciones pueden desarrollar más competencias, aprender con mayor rapidez y acceder a una amplitud intelectual antes imposible; también puede ocurrir que esas ganancias no compensen las habilidades que dejan de practicar. Además, el modelo debe distinguir entre pérdida absoluta y devaluación relativa. Puede disminuir la competencia autónoma del nuevo graduado, pero también puede mantenerse o incluso aumentar y, aun así, perder valor relativo porque los usuarios menos competentes, asistidos por IA, se aproximan a sus

resultados. En ese caso, el problema no sería que el experto sepa menos, sino que su esfuerzo marginal produce una diferencia menor frente a quienes no realizaron la misma inversión formativa.

La compresión puede erosionar asimismo la capacidad del sistema académico para señalar y recompensar ese esfuerzo adicional. Cuanto más se aproximan los productos observables, más difícil resulta que una calificación, un trabajo o una credencial distingan entre quien posee una competencia interna profunda y quien alcanza un resultado parecido mediante asistencia. La depreciación relativa de la pericia puede producirse, por tanto, incluso sin una descualificación absoluta.

El efecto de cohorte depende, por tanto, del régimen pedagógico.

Régimen sustitutivo

IA → menor práctica → menor competencia → mayor dependencia

Régimen tutorial

IA → mejor retroalimentación → práctica más eficaz → mayor competencia → uso más crítico

La misma tecnología puede activar cualquiera de los dos bucles.

7. Hipótesis contrastables

H1. Mejora media del rendimiento asistido

La calidad media de los productos asistidos aumenta a medida que mejora la capacidad de la IA.

H2. Compresión intragrupal

En tareas estandarizables, la diferencia de rendimiento asistido entre individuos con alta y baja competencia inicial disminuye con la capacidad de la IA.

H3. Persistencia de la brecha autónoma

La compresión del producto asistido será mayor que la compresión observada en evaluaciones sin asistencia.

H4. Desacoplamiento producto-competencia

La correlación entre calidad del producto entregado y competencia autónoma disminuirá conforme aumente la contribución generativa del sistema.

H5. Trayectoria no lineal de la prima experta

La ventaja experta puede aumentar inicialmente, cuando la IA requiere dirección, y disminuir posteriormente, cuando el sistema automatiza también la formulación y la verificación.

La trayectoria prevista puede adoptar una forma de U invertida:

Prima experta: ↑ → máximo → ↓

H6. Convergencia especialista-generalista

Los generalistas con elevada capacidad cognitiva y competencia de interacción se aproximarán al rendimiento de los especialistas más rápidamente que los legos absolutos.

H7. Reducción del umbral de acceso

El conocimiento mínimo necesario para obtener un producto aceptable disminuirá cuando la IA incorpore mejores mecanismos de contextualización, autocorrección y verificación.

H8. Efecto de cohorte condicionado

Las cohortes formadas bajo regímenes de delegación sustitutiva mostrarán menor competencia autónoma en las operaciones delegadas que cohortes anteriores o grupos formados mediante interacción tutorial.

H9. Pérdida de valor señal

Las calificaciones, trabajos y credenciales basados principalmente en producción no supervisada perderán capacidad para predecir rendimiento autónomo, aprendizaje posterior y actuación sin asistencia.

H10. Desplazamiento de la prima de pericia

El valor económico del experto se desplazará desde la producción ordinaria hacia la definición de objetivos, los problemas nuevos, la evaluación de incertidumbre, la responsabilidad, la intervención excepcional, la gestión de consecuencias y la detección de errores raros y graves.

La hipótesis de desplazamiento de la prima debe extenderse asimismo más allá de la propia pericia cognitiva. Al abaratarse la producción simbólica, el análisis, la redacción, la programación y otras tareas white-collar, puede aumentar relativamente el valor de las capacidades ejecutivas, manuales, corporales, materiales y presenciales que no se automaticen al mismo ritmo. Esta prima de ejecución o blue-collar premium no beneficiará por igual a todo trabajo manual: dependerá de su escasez, dificultad de robotización, complementariedad con la IA, responsabilidad, demanda y poder de negociación.

H11. Tendencia temporal de la competencia autónoma

Cuando la IA sustituye de forma persistente las operaciones cognitivas necesarias para adquirir y mantener una habilidad, la competencia interna o autónoma media tenderá a estancarse o disminuir con el tiempo. El efecto será más intenso en cohortes y entornos de uso sustitutivo, y menor o inverso cuando la IA actúe como tutor, aumente la práctica cognitivamente comprometida y refuerce la retención y la transferencia.

8. De la compresión productiva a la devaluación social

El valor social del conocimiento experto puede dividirse en tres componentes.

8.1. Valor productivo

Es la mejora real que el experto aporta al resultado.

Mientras:

$$Y_{experto} - Y_{no\ experto} > 0$$

existe una contribución productiva diferencial.

La IA reduce esa contribución cuando permite al no experto producir un resultado suficientemente próximo.

8.2. Valor de escasez

Una capacidad recibe una remuneración elevada cuando pocas personas pueden ofrecerla.

Si el acceso a IA permite que muchas personas produzcan resultados funcionalmente equivalentes, disminuye la escasez del producto, aunque el conocimiento interno del experto siga siendo raro.

El mercado remunera principalmente la escasez de resultados útiles, no la dificultad subjetiva de adquirir una capacidad que ya no modifica apreciablemente esos resultados.

8.3. Valor de señal

Un producto tiene valor de señal cuando permite inferir características de quien lo produce.

Si prácticamente cualquier estudiante puede presentar un ensayo excelente, la excelencia del ensayo informa menos sobre el estudiante. Si cualquier profesional puede generar una primera versión técnicamente competente, esa versión informa menos sobre su conocimiento.

> *La IA puede devaluar el conocimiento antes de eliminarlo, porque puede destruir su escasez productiva y su visibilidad social.*

8.4. El trabajo adicional y su rendimiento social

Supongamos que el experto dedica años adicionales a adquirir conocimientos y horas adicionales a perfeccionar un producto. Si esa inversión solo mejora marginalmente un resultado que otro usuario obtiene mediante IA, el trabajo adicional puede conservar valor intelectual, personal o de seguridad, pero perder reconocimiento económico.

La sociedad no observa directamente el esfuerzo ni todo el conocimiento acumulado. Observa productos, decisiones y consecuencias.

Cuando el esfuerzo experto deja de generar una diferencia perceptible:

Valor social marginal del esfuerzo ↓

Esto no significa que el esfuerzo sea inútil. Significa que deja de ser fácilmente apropiable, demostrable y remunerable.

9. Por qué la experiencia no desaparece por completo

La teoría no predice una igualación universal.

9.1. Frontera tecnológica irregular

La IA puede dominar unas tareas y fracasar en otras aparentemente próximas. La compresión será mayor dentro de la frontera tecnológica y menor, nula o incluso inversa fuera de ella.

9.2. Colas de riesgo

Dos usuarios pueden obtener una calidad media parecida y diferir radicalmente en la probabilidad de cometer un error catastrófico.

El experto puede conservar una ventaja limitada en frecuencia, pero enorme en consecuencias.

La igualdad de medias no implica igualdad en:

- varianza;
- robustez;
- errores extremos;
- adaptación a circunstancias nuevas;
- reconocimiento de incertidumbre.

9.3. Responsabilidad

Incluso cuando la IA produce la solución, las instituciones necesitan asignar responsabilidad.

Un médico, abogado, ingeniero o auditor no solo genera respuestas. Asume consecuencias, interpreta normas, responde ante terceros y debe justificar decisiones.

La responsabilidad puede convertirse en una fuente de valor separada del monopolio cognitivo.

9.4. Selección de objetivos

La IA puede optimizar medios sin determinar legítimamente los fines.

Elegir qué problema resolver, qué riesgo aceptar, qué interés priorizar y qué resultado considerar deseable sigue involucrando juicio normativo, institucional y político.

9.5. Producción verdaderamente nueva

La ventaja experta puede mantenerse en problemas cuya representación todavía no está disponible en ejemplos previos o en los que la calidad depende de conocimiento tácito, experiencia situada y construcción de nuevos conceptos.

Por ello, la predicción adecuada no es la desaparición inmediata del especialista, sino una reducción progresiva del espacio de tareas en el que su conocimiento produce una ventaja observable.

10. Implicaciones educativas

10.1. El trabajo entregado deja de ser suficiente

Las universidades no pueden inferir competencia interna exclusivamente a partir de trabajos elaborados fuera de supervisión.

La respuesta tampoco debería consistir en prohibir universalmente la IA. La capacidad de trabajar con ella será una competencia profesional real.

Debe evaluarse por separado:

1. lo que el estudiante puede producir con IA;
2. lo que comprende;
3. lo que puede hacer sin ella;
4. cómo verifica sus resultados;
5. cómo responde cuando la IA falla.

10.2. Evaluación dual

Una arquitectura razonable combinaría:

- trabajo asistido de calidad profesional;
- examen interno sin asistencia;
- defensa oral;

- auditoría del proceso;
- ejercicio de transferencia;
- prueba de detección de errores;
- evaluación demorada de retención.

El objetivo no es obligar al alumno a trabajar siempre sin tecnología, sino impedir que la institución confunda capacidad aumentada con competencia poseída.

La evaluación dual debe separar de forma expresa dos resultados y seguir su evolución temporal de manera independiente. El primero es la competencia autónoma o interna, medida mediante pruebas en las que la asistencia generativa se restringe. El segundo es el rendimiento asistido o la calidad del producto final, medido permitiendo el uso transparente de IA y otras herramientas. Ambas dimensiones son legítimas y relevantes, pero responden a preguntas diferentes: una indica qué comprende y puede ejecutar la persona por sí misma; la otra, qué puede producir dentro de la infraestructura tecnológica real.

Esta separación permite detectar trayectorias que una nota agregada ocultaría: que el producto asistido mejore mientras la competencia interna se mantiene, que ambas dimensiones mejoren, o que el producto aumente mientras la capacidad autónoma retrocede. La universidad y los experimentos deberían publicar ambas métricas, en lugar de convertirlas prematuramente en un único resultado.

La analogía deportiva es útil: sería como permitir que un atleta disputara primero una carrera sin dopaje y después otra en la que determinadas formas de dopaje estuvieran expresamente permitidas por las reglas. Ambas pruebas pueden ser legítimas si se identifican con claridad y se valoran por separado; lo engañoso sería presentar el resultado de la carrera con dopaje permitido como si demostrara exactamente la misma capacidad autónoma que la carrera sin dopaje.

10.3. Certificación multidimensional

Las credenciales futuras deberían distinguir entre:

- competencia autónoma;
- competencia de interacción con IA;
- capacidad de verificación;
- desempeño profesional aumentado;
- responsabilidad y juicio.

Un único promedio académico puede ocultar combinaciones radicalmente distintas.

Los diplomas, expedientes y certificaciones deberían mostrar por separado las calificaciones obtenidas en pruebas de conocimiento autónomo y las obtenidas en trabajos asistidos o productos finales. El empleador podría así interpretar cada resultado como señal de una capacidad concreta, sin confundir dominio interno, habilidad para operar con IA y calidad del producto entregado.

Una certificación transparente debería permitir conocer simultáneamente cuánto puede producir el candidato con las herramientas disponibles y qué conocimiento conserva, comprende y puede movilizar sin ellas. No se trata de privilegiar necesariamente una modalidad frente a la otra, sino de evitar que capacidades distintas queden ocultas dentro de una única cifra y de preservar el valor informativo de las credenciales.

10.4. Protección de la vía formativa

Si la IA automatiza las tareas iniciales mediante las cuales los novatos adquirían experiencia, las organizaciones pueden encontrarse sin mecanismos para producir expertos futuros.

El problema no consiste solo en proteger puestos de trabajo. Consiste en preservar una trayectoria de aprendizaje.

Las tareas de entrada pueden parecer ineficientes desde una perspectiva productiva inmediata y ser indispensables desde una perspectiva de reproducción del capital humano.

11. Implicaciones para el mercado de trabajo

11.1. Menor valor de la especialización ordinaria

La especialización basada en recuperar, combinar y presentar información relativamente estable será más vulnerable que la especialización basada en responsabilidad, experiencia excepcional o conocimiento difícil de codificar.

11.2. Aumento relativo del generalista

El generalista puede utilizar la IA como una infraestructura de especialización bajo demanda.

No sustituirá necesariamente al experto máximo. Puede, sin embargo, sustituir a varios especialistas intermedios en tareas suficientemente normalizadas.

11.3. Polarización dentro de la experiencia

La categoría “experto” puede dividirse entre:

- expertos cuya producción ordinaria se comoditiza;
- expertos de frontera que definen problemas, validan sistemas o intervienen en excepciones.

La prima media de especialización puede caer mientras aumenta la remuneración de una minoría responsable de los casos extremos.

11.4. Nuevos mecanismos de señalización

Cuando los productos son fácilmente reproducibles, los mercados buscarán señales alternativas:

- pruebas presenciales;
- historial verificable;
- reputación;
- resultados reales;
- certificaciones supervisadas;
- responsabilidad jurídica;
- capacidad de explicar decisiones;
- actuación bajo incertidumbre.

La pérdida de una señal no elimina la necesidad de selección. Provoca la creación de señales nuevas, potencialmente más costosas.

12. Estrategia empírica

12.1. Experimento universitario intrageneracional

Los estudiantes realizarían cuatro pruebas sobre la misma materia:

1. examen sin IA;
2. trabajo elaborado con IA;
3. defensa oral del trabajo;
4. problema nuevo sin IA varias semanas después.

Las variables principales serían:

- calidad;
- tiempo;
- exactitud;
- profundidad;
- tasa de errores;
- capacidad de explicación;
- retención;
- transferencia.

Predicción:

- la dispersión será menor en el trabajo asistido;
- la correlación entre trabajo asistido y examen interno será inferior a la correlación histórica entre trabajos y exámenes;
- parte de la diferencia reaparecerá en la defensa, la transferencia y la prueba demorada.

12.2. Comparación longitudinal de cohortes

Se compararían cohortes formadas antes y después de la adopción intensiva de IA mediante pruebas equivalentes de competencia autónoma.

Debe controlarse por:

- selección de estudiantes;
- cambios curriculares;
- dificultad de pruebas;
- composición demográfica;
- calidad docente;
- perturbaciones institucionales.

La predicción de descualificación solo se confirmaría si la reducción apareciera específicamente en operaciones sustituidas y no en todas las capacidades.

12.3. Experimento especialista-generalista

Participarían:

- expertos del dominio;
- generalistas de alta capacidad;
- usuarios sin experiencia relevante.

Todos trabajarían con distintas generaciones de IA o con niveles crecientes de automatización.

La teoría predice:

1. ventaja inicial clara del experto;

2. rápida aproximación del generalista;
3. convergencia posterior del usuario menos competente cuando el sistema automatiza la supervisión;
4. persistencia de la ventaja experta en casos atípicos y errores de alto coste.

12.4. Experimento de señalización

Empleadores o evaluadores recibirían productos idénticos acompañados de información distinta sobre:

- nota;
- uso de IA;
- resultado de prueba supervisada;
- defensa oral;
- certificación de competencia interna.

Se mediría cómo cambia la valoración cuando los evaluadores conocen la débil relación entre producto y capacidad autónoma.

12.5. Medición de la prima de pericia

La prima no debe medirse únicamente mediante calidad media.

Debe incluir:

$$\text{Prima} = \Delta\,\text{calidad} + \Delta\,\text{fiabilidad} + \Delta\,\text{gestión del riesgo} + \Delta\,\text{responsabilidad} - \Delta\,\text{coste}$$

Es posible que la diferencia de calidad media tienda a cero mientras la diferencia de fiabilidad en casos extremos siga justificando una prima elevada.

13. Condiciones de falsación

La teoría quedaría debilitada si la evidencia mostrara sistemáticamente que:

1. los usuarios inicialmente mejores amplían su ventaja con cada nueva generación de IA;
2. la mejora del rendimiento asistido se traduce de forma estable en una mejora equivalente del rendimiento autónomo;
3. las cohortes intensivas en IA desarrollan igual o mayor competencia interna en las operaciones delegadas;
4. los generalistas no se aproximan a los especialistas ni siquiera en tareas ordinarias;
5. la automatización de la verificación no reduce el umbral mínimo de conocimiento;
6. los empleadores continúan extrayendo la misma información de trabajos y calificaciones;
7. la remuneración de la experiencia aumenta en todas las tareas, incluidas aquellas plenamente automatizables;
8. la compresión desaparece al utilizar herramientas más avanzadas.

El modelo también debe admitir resultados mixtos. La IA puede comprimir unas diferencias y ampliar otras. Puede reducir la importancia del conocimiento tradicional y aumentar la importancia de la competencia de interacción. Puede elevar la productividad de los usuarios menos preparados y crear simultáneamente una nueva desigualdad basada en la capacidad de dirigir sistemas complejos.

14. Discusión

La interpretación optimista sostiene que la IA democratiza capacidades antes escasas. Desde esa perspectiva, que una persona produzca un excelente resultado sin años de formación es una ganancia social, no una pérdida.

Esta interpretación es parcialmente correcta. La compresión puede reducir barreras, elevar la productividad, permitir carreras más flexibles y extender servicios de calidad a poblaciones anteriormente excluidas.

Pero la democratización del producto no resuelve automáticamente tres problemas.

1. puede ocultar quién comprende realmente el resultado;
2. puede debilitar los procesos mediante los cuales se forman las personas capaces de intervenir cuando el sistema falla;
3. puede erosionar los incentivos privados para adquirir conocimientos cuyo beneficio social permanece, pero cuya contribución individual deja de ser visible y remunerable.

Existe, por tanto, una posible divergencia entre racionalidad individual y necesidad colectiva.

Para el individuo puede ser racional no invertir años en una competencia que la IA reproduce a bajo coste. Para la sociedad puede seguir siendo necesario que exista un número suficiente de personas capaces de comprender, auditar y reconstruir el procedimiento.

Este problema recuerda la ironía clásica de la automatización: cuanto mejor funciona el sistema en situaciones ordinarias, menos práctica adquieren los humanos para las situaciones extraordinarias en las que su intervención resulta esencial.

La compresión dinámica también obliga a reconsiderar el significado de “saber”. Una persona puede no poseer internamente toda la información requerida y, sin embargo, ser capaz de movilizar una infraestructura que la convierte en productivamente competente.

No sería correcto afirmar que esa persona no sabe nada. Pero tampoco sería correcto atribuirle individualmente todo lo incorporado al producto.

La unidad productiva relevante pasa del individuo aislado al ensamblaje:

$$\text{Humano} + \text{IA} + \text{datos} + \text{institución}$$

El problema económico y educativo consiste entonces en determinar qué parte de la capacidad debe permanecer dentro del individuo para preservar autonomía, responsabilidad, aprendizaje y capacidad de intervención.

15. Conclusión

La inteligencia artificial generativa no elimina primero el conocimiento experto. Elimina primero la necesidad de que ese conocimiento esté íntegramente incorporado en cada persona que produce un resultado competente.

En una primera fase, la IA complementa al experto y puede aumentar su ventaja. Después eleva el rendimiento de los usuarios menos competentes y comprime la distribución de los productos. Más adelante, al automatizar la formulación, la contextualización y la verificación, erosiona las funciones que protegían la prima experta. Simultáneamente, las nuevas cohortes pueden desarrollar menos algunas capacidades internas cuando la asistencia sustituye la práctica necesaria para adquirirlas.

El resultado es una separación progresiva entre tres elementos que antes estaban más estrechamente asociados:

$$\text{conocimiento}, \quad \text{producto}, \quad \text{valor social}$$

Los productos pueden mejorar mientras su capacidad para revelar conocimiento disminuye. Los individuos pueden ser más productivos mientras son menos autónomos. Los expertos pueden continuar sabiendo más mientras ese conocimiento genera una diferencia menor en la producción ordinaria.

La consecuencia no será necesariamente una igualdad completa. La experiencia puede conservar un valor decisivo en problemas nuevos, casos extremos, incertidumbre, responsabilidad y fallos catastróficos. Pero su espacio económico se estrechará a medida que una proporción mayor de tareas se sitúe dentro de la frontera tecnológica.

La tesis central puede resumirse así:

> *La IA produce una compresión dinámica de la pericia cuando la mejora tecnológica reduce la dependencia del producto respecto de la competencia humana y, al mismo tiempo, su uso sustitutivo reduce la formación autónoma de las nuevas cohortes. Esta interacción puede hacer converger los resultados de estudiantes, generalistas y expertos antes de que converjan sus capacidades internas, debilitando posteriormente el valor informativo, económico y social del conocimiento especializado.*

La pregunta decisiva ya no es únicamente cuánto más puede producir una persona mediante IA. Es cuánto debe seguir comprendiendo por sí misma una sociedad que pretende conservar la capacidad de juzgar, corregir y gobernar aquello que sus máquinas producen.

Referencias

Bainbridge, L. (1983). “Ironies of Automation”. Automatica, 19(6), 775–779.

Brynjolfsson, E., Li, D. y Raymond, L. R. (2023/2026). “Generative AI at Work”. Estudio sobre asistencia generativa y productividad en atención al cliente.

Cruces, G., Fernández Meijide, D., Galiani, S., Gálvez, R. H. y Lombardi, M. (2026). “Does Generative AI Narrow Education-Based Productivity Gaps? Evidence from a Randomized Experiment”. NBER Working Paper 34851.

Dell’Acqua, F. et al. (2026). “Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality”. Organization Science.

Hausman, N., Rigbi, O. y Weisburd, S. (2025). “Generative AI’s Impact on Student Achievement and Implications for Worker Productivity”. Working paper.

Lin, F. et al. (2026). “Human-Centric AI Requires a Minimum Viable Level of Human Understanding”. Preprint.

Lira, B., Rogers, T., Goldstein, D. G., Ungar, L. y Duckworth, A. L. (2025). “Learning Not Cheating: AI Assistance Can Enhance Rather Than Hinder Skill Development”. Preprint.

Risko, E. F. y Gilbert, S. J. (2016). “Cognitive Offloading”. Trends in Cognitive Sciences, 20(9), 676–688.

Shen, J. H. y Tamkin, A. (2026). “How AI Impacts Skill Formation”. Preprint.

Siu, A. y Fok, R. (2025). “Augmenting Expert Cognition in the Age of Generative AI: Insights from Document-Centric Knowledge Work”. Preprint.

Spence, M. (1973). “Job Market Signaling”. The Quarterly Journal of Economics, 87(3), 355–374.